

역동역학 뉴로제어기를 이용한 전력계통 안정화 장치

부창진*, 김문찬*, 김호찬*, 고희상**
 제주대학교 전기공학과*, 브리티시 컬럼비아대학교 전기공학과**

Power System Stabilizer using Inverse Dynamic Neuro Controller

Chang-Jin Boo*, Moon-Chan Kim*, Ho-Chan Kim*, Hee-Sang Ko**
 Cheju National University*, University of British Columbia**

Abstract - This paper presents an implementation of power system stabilizer using inverse dynamic neuro controller. Traditionally, multilayer neural network is used for a universal approximator and applied to a system as a neuro-controller. In this case, at least two neural networks are used and continuous tuning of neuro-controller is required. Moreover, training of neural network is required considering all possible disturbances, which is impractical in real situation. In this paper, Taylor Model Based Inverse Dynamic Neuro Model (TMBIDNM) is introduced to avoid this problem. Inverse Dynamic Neuro Controller (IDNC) consists of TMBIDNM and Error Reduction Neuro Model (ERNM). Once the TMBIDNM is trained, it does not require retuning for cases with other types of disturbances. The controller is tested for one machine and infinite-bus power system for various operating conditions

치로 제안하는데 Taylor 모델을 이용한 역동역학 뉴로모델 (TMBIDNM)과 오차감소 뉴로모델 (ERNM)을 사용하여 PSS를 구성할 수 있다. TMBIDNM은 시스템의 성능을 향상시키고 추종오차를 줄이는 피드포워드 제어기 역할을 하고, ERNM은 안정성을 만족하도록 하는 피드백 제어기로 동작하도록 한다.

2.1 Taylor 모델을 이용한 역동역학 뉴로모델

다음과 같은 단일입출력 비선형 시불변 이산시간 시스템을 고려하자.

$$\begin{aligned} y(k+1) &= f(y(k), y(k-1), \dots, y(k-N)), \\ u(k), u(k-1), \dots, u(k-M)) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 $y(k-i)$ 와 $u(k-j), i=0,1,\dots,N, j=0,1,\dots,M$ 는 각각 지연된 입력과 출력 신호들을 나타낸다. 식 (1)에서 나타난 지연된 신호들을 다음과 같은 후진 차분 연산자 (backward difference operator)를 사용하여 나타내면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Delta^n f(k) &= \Delta^{n-1} f(k) - \Delta^{n-1} f(k-1), n \geq 1 \\ \Delta^0 f(k) &= f(k) \end{aligned} \quad (2)$$

식 (2)의 차분 연산자를 이용하여 이산시간 시스템 (1)을 다시 나타내면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} y(k+1) &= f(y(k), \Delta y(k), \dots, \Delta^N y(k), u(k), \\ &u(k-1), \Delta u(k-1), \dots, \Delta^M u(k-1)) \end{aligned} \quad (3)$$

식 (3)을 1차 Taylor 급수로 확장하여 나타내면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} y(k+1) &= f(y(k), \Delta y(k), \dots, \Delta^N y(k), u(k), \\ &u(k-1), \Delta u(k-1), \dots, \Delta^M u(k-1)) \\ &= y(k) + \sum_{i=1}^N a_i \Delta^i y(k) + b_0 \Delta u(k) \\ &+ \sum_{i=1}^M b_i \Delta^i u(k-1) + O(k) \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 $a_i = \frac{\partial f}{\partial \Delta^i y(k-1)}, b_0 = \frac{\partial f}{\partial u(k-1)}, b_i = \frac{\partial f}{\partial \Delta^i u(k-2)}$ 이고 $O(k)$ 는 고차항을 나타낸다. 식 (4)에서 $y(k)$ 를 좌변으로 이동하면, 위식은 다음과 같이 표현된다.

1. 서 론

전력계통 제어의 주목적은 조절기와 여자시스템에 입력변화에 의한 동작조건의 조정, 그리고 전송선에서의 단락등과 같은 조건 변화에 따른 다양한 전력 플랜트의 특성에 대해 안정한 동작이다. 전력계통 안정화 장치 (power system stabilizer, PSS)의 대부분은 deMello와 Concordia의 선구적인 연구에 기반을 두고 있는데[1-2], 그들은 선형화된 모델을 사용하여 고정된 구조의 PSS를 구하였다. 그리고 선형 최적제어와 현대제어 이론들을 적용하여 전력계통 모델에서 불확실성 아래 전력계통의 동적 성능을 개선하는 결과도 발표되었다[3-5]. 그러나 이러한 방법들은 모델의 정확성을 요구하는데, 전력 시스템의 규모가 점점 더 커져가는 상황에서는 적용하기가 쉽지 않게 된다. 적용기법들을 사용하여 광역적인 동작점에서 PSS 설계하는 방법도 제안되었지만, 실제 응용에서 적용기법들은 매 샘플링 주기에서 거대한 계산량을 필요로 하는 단점을 가지고 있다.

본 논문에서는 제어대상 시스템의 역 입-출력 관계는 Taylor 모델을 이용한 역동역학 뉴로모델(TMBIDNM)에 의해 표시되고 TMBIDNM의 학습 절차는 Levenberg-Marquardt 방법을 사용하는데, TMBIDNM의 원하는 출력은 시스템 출력이 아니라 제어입력이다. 학습 후에, TMBIDNM은 역동역학 제어기로서 사용되고 부가적인 제어기의 학습은 필요가 없다. 그리고 오차감소 뉴로모델 (ERNM)은 TMBIDNM의 모델링 오차를 최소화하도록 사용된다.

2. Taylor 모델을 이용한 역동역학 뉴로제어기의 설계

본 논문에서는 Taylor 모델을 이용한 역동역학 뉴로제어기 (TMBIDNC)를 새로운 형태의 전력계통 안정화 장

$$\Delta y(k+1) = \sum_{i=1}^N a_i \Delta^i y(k) + b_0 \Delta u(k) + \sum_{i=1}^M b_i \Delta^i u(k-1) + O(k)$$

여기서 고차항 $O(k)$ 을 무시하면, Taylor 모델은 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\Delta \hat{y}(k+1) = \sum_{i=1}^N a_i \Delta^i y(k) + b_0 \Delta u(k) + \sum_{i=1}^M b_i \Delta^i u(k-1) \quad (5a)$$

또는 Δ 으로 양변을 나누면

$$\hat{y}(k+1) = \sum_{i=1}^N a_i \Delta^{i-1} y(k) + b_0 u(k) + \sum_{i=1}^M b_i \Delta^{i-1} u(k-1) \quad (5b)$$

이다. 여기서 N 과 M 은 각각 입력과 출력을 위한 프리 모델의 차수이다. 프리모델은 위의 두 가지 형태로 공식화할 수 있다.

일반적으로, 역동역학 뉴로모델 (IDNM)은 신경망으로 나타낼 수 있는데, 그림 1은 IDNM의 학습모드를 나타내며, 여기서 Δ 는 식 (2)에서 차분 연산자의 벡터로서 정의된 것을 의미하며, 초기의 플랜트가 안정하지 않을 수 있기 때문에 페루프 식별 과정이 필요하다. 식 (3)을 참조하면 TMBIDNM을 적용하기 위해서는 제어입력을 다음과 같이 표현하도록 한다.

$$u(k) = g(y(k), y(k-1), \Delta y(k-1), \dots, \Delta^N y(k), u(k-1), \Delta u(k-1), \dots, \Delta^M u(k-1)) \quad (6)$$

일반적으로 제어의 목적이 주어진 기준입력을 잘 추종하도록 하는 것이므로 식 (6)에서 출력 $y(k)$ 를 기준입력 $y_r(k)$ 로 대체하고 제어를 설계한다. 페루프 시스템식별은 학습 모드에서 사용한 입력과 출력 데이터를 수집하는데 적용된다. 그림 2는 추가의 신호 $\hat{E}(k)$ 가 모델링 오차를 보상하기 위해 적용되어 지는 곳에 IDNM이 제어기로서 적용되어지는 방법을 보여준다.

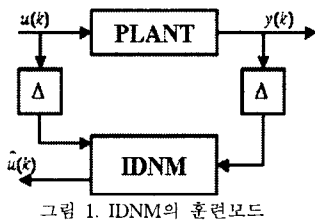


그림 1. IDNM의 훈련모드

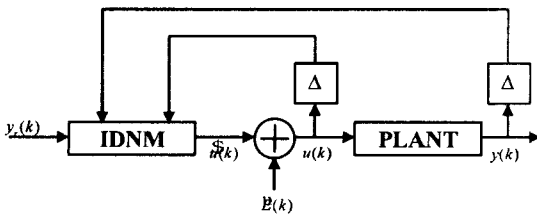


그림 2. IDNM의 제어모드

2.1.1 오차감소 뉴로모델

제어를 설계할 때 더 좋은 정확성을 위해서는 다양한 동작 조건과 외란을 고려하는 것이 필요하다. 하지만 실제 적용에서는 모든 동작 조건과 외란을 고려하여 실행할 수 없으므로 사전에 미리 주어진 데이터들에 대해 IDNM 학습이 완료 되었다고 할지라도 IDNM과 실제 역동역학 사이에 오차는 불가피하게 존재한다.

IDNM이 단지 하나의 동작 조건에서 학습되었다고 가정하고 파라미터의 재조정 없이 어떤 다른 동작 조건에 적용된다면, 그림 2에서 IDNM의 출력 $\hat{u}(k)$ 은 그림 1에서의 출력 $u(k)$ 과 더 이상 동일하지 않다. 즉 학습모드에서 $y_r(k)$ 과 $y(k)$ 가 항상 일치하지는 않으므로 그림 2의 IDNM의 출력 $\hat{u}(k)$ 은 다른 동작 조건에서의 올바른 값 $u(k)$ 로서 동일하지 않을 것이므로 시간 k 에서 모델링 에러 $E(k)$ 가 존재한다. 모델링 오차를 고려한 시스템 입력은 다음과 같다.

$$u(k) = \hat{u}(k) + \hat{E}(k) \quad (7)$$

여기서 $\hat{E}(k)$ 는 모델링 오차 $E(k)$ 의 추정치이다. 오차는 다음과 같이 뉴턴 후진 차분 방정식(Newton backward difference formula, NBDF)[6]을 사용해 이전의 오차를 추정할 수 있다.

$$\hat{E}(k) = \sum_{r=0}^l (-1)^r \binom{l}{r} \Delta^r E(k-1) \quad (8)$$

여기서 $E(k-1) = u(k-1) - \hat{u}(k-1)$,

$$\Delta E(k-1) = E(k-1) - E(k-2)$$

이고 $E(k-1)$ 은 시간 $k-1$ 에서의 모델링 오차이다. Δ^r 은 식 (8)에서 정의한 후진 차분 연산자이고, l 은 추정순서를 나타낸다

그림 3은 IDNM과 NBDF를 사용한 오차감소 뉴로모델 (ERNM)을 나타낸 것이다. 그림 2에서 IDNM은 학습 후에 고정되고 피드포워드 제어가 같이 동작한다. 모델링 오차와 외란의 보상은 피드백 제어가 같이 동작하는 ERNM에 의하여 보상된다.

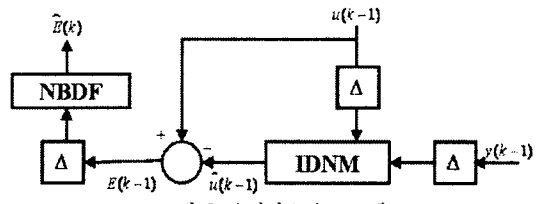


그림 3. 오차감소 뉴로모델

3. 컴퓨터 시뮬레이션

본 논문에서는 제안한 TMBIDNC의 타당성을 검증하기 위하여 선정된 계통전력은 일반적으로 많이 인용되고 있는 1기무한대선 (one machine infinite bus, OMIB) 계통에서의 전력계통 안정화 장치를 선정하였다. 본 모델은 전형적인 비선형 시스템이며 외란이 존재하며 q축 발진기 모델, 정적여자기 (static excitation), 터빈과 거버너 (governor) 모델로 구성된다[7].

제어의 설계에서 주목적은 간단한 방법으로 시스템을 제어하는 것인데, 본 논문에서는 2차의 Taylor 모델을 사용한다고 가정하면 다음과 같이 주어지는 다섯 개의 입력은 TMBIDNM의 학습에서 쓰여진다.

$$y_r(k), y(k-1), \Delta y(k-1), u(k-1), \Delta u(k-1)$$

그림 4는 일반적인 부하 조건하에서의 계통 출력과 Levenberg-Marquardt 방법에 의한 학습 후 TMBIDNM 출력의 차이를 보여준다. 샘플링 시간은 0.01[sec]이고 첫 번째 500 개의 샘플을 사용하였는데 제안한 방법이 실제 계통출력을 거의 근사화시키는 것을 알 수 있었다.

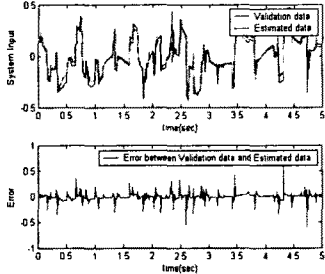


그림 4. TMBIDNM출력파 오차(n=500, 차수N=2차).

또한 제안한 Taylor 모델을 이용한 역동역학 뉴로제어기 (TMBIDNC)를 두가지 형태의 운전 조건이 변하여 외란으로 작용하는 경우를 시험하여 보았다. 그림 5와 6은 제안한 TMBIDNC의 응답과 기존의 PSS (CPSS)의 응답을 나타내고 있다. 그림 5는 초기 토오크각 (torque angle) δ 이 0.7[p.u.]정도 증가하여 토크각 편차가 존재할 때 전력계통에 미치는 영향을 나타낸 결과이고, Fig. 7은 0초에서 7초 사이에서는 δ 이 0.5[p.u.]정도 증가하여 토크각 편차가 존재하는 경우고 그 후에는 토크 T_m 가 초기보다 20% 증가하여 외란으로 작용할 때 결과를 나타낸 것이다. 두 가지 경우 모두 제안한 TMBIDNC가 CPSS 보다 훨씬 우수한 성능을 보여주는 것을 알 수 있다.

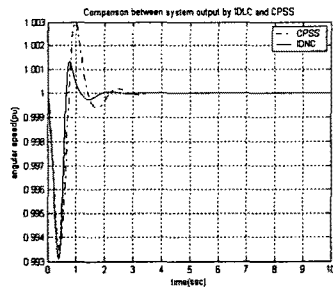


그림 5. CPSS 와 TMBIDNC의 출력.

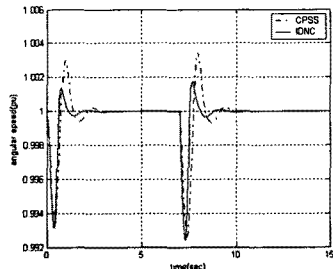


그림 6. CPSS 와 TMBIDNC의 출력.

4. 결 론

본 논문에서 새로운 형태의 역동역학 뉴로제어기 (IDNC)가 제안하였다. 역동역학 뉴로모델(IDNM)은 Taylor 모델 개념을 사용해 유도했는데, 사용한 입-출력 데이터들은 시스템이 초기에 불안한 과도상태 값을 나타

낼 때 페루프에서 선택된다.

제안된 IDNM의 사용상에서 두가지 장점이 있는데, 첫째는 학습된 인공신경망이 IDNM을 사용하므로 다른 외란들이 존재하는 경우에도 재학습을 할 필요가 없다는 것이고 둘째는 다양한 동작 조건에서 모델링오차를 감소시키는 오차감소 뉴로모델 (ERNM)을 가지고 있다는 것이다. 기존의 IDNM 방법은 항상 잘 학습된 IDNM이 필요하지만 제안한 방법은 처음에 IDNM이 학습 모드에서 학습되어 주어지면 재학습 필요없이 제어 모드에서 계속 사용될 수 있다.

제안한 TMBIDNC는 1기 무한대 모션 전력계통에 적용하여 다양한 동작 조건에서 테스트되고 기존의 CPSS 와도 비교하였는데, 모든 경우에 TMBIDNC는 CPSS보다 우수한 성능을 발휘하는 것을 알 수 있었다.

[참 고 문 헌]

- [1] F. P. deMello and C.A.Concordia, "Concept of Synchronous Machine Stability as Affected by Excitation Control," *IEEE Trans. on PAS*, Vol. PAS 103, pp. 316-319, 1969.
- [2] F. P. deMello, P. J. Nolan, T. F. Laskowski, and J. M. Undrill, "Coordinate application of stabilizers in multimachine power system," *IEEE Trans. on PAS*, pp. 892-901, May/June 1980.
- [3] Doi, S. Abe, "Coordinated Synthesis of Power System Stabilizers in Multimachine Power Systems," *IEEE Trans. on PAS*, Vol 103, pp. 1473-1479, June 1984.
- [4] T. L. Hwang, T. Y. Hwang, and W. T. Yang, "Two-level Optimal Output Feedback Stabilizer Design," *IEEE Trans. on PWRs*, Vol. 6, No.3, pp. 1042-1047, August 1991.
- [5] M. R. Khaldi, A. K. Sarkar, K. Y. Lee, and Y. M. Park, "The Model Performance Measure for Parameter Optimization of Power System Stabilizers," *IEEE Trans. on Energy Conversion*, Vol. 8, No.4, pp. 660-666, December 1993.
- [6] R. L. Burden and J. D. Faires, *Numerical Analysis*, PWS-KENT, 1989.
- [7] P. Kunder, *Power System Stability and Control*, McGraw Hill, New York, 1994.